

실시간 유량 예측을 위한 신경망 구축

한상진* · ○연인성** · 김진극** · 연규방***

1. 서 론

실시간 수문량 예측을 위한 연구는 많은 연구자들에 의해 진행되어왔다. 예측 모형은 획득이 가능한 수집 자료를 효율적으로 활용할 수 있어야 하고 실시간으로 수집되는 데이터를 이용하여 적절한 시간 범위 내에서 예측을 위한 연산이 이루어질 수 있어야 하며 구조가 단순하여 여러 현장에 적용할 수 있는 전이성을 가진다면 더욱 좋은 모형이 될 것이다. 또한 모형의 가동시간 등을 고려하여 입력자료를 최소화하여야 하며 여건의 변화에 손쉽게 적응할 수 있는 모형으로 수문사상의 변화에 스스로 적용해 갈 수 있는 모형이어야 한다. 신경망 모형은 입력과 출력만을 고려하여 구성이 용이하며 입력자료의 변화에 따른 학습을 통해 예측값을 출력하기 때문에 변화에 잘 적응하여 실시간 예측에 적합한 모형이라 판단된다.

수문사상은 매우 불규칙하여 정확한 예측이 어려우며 시계열 형태의 예측에 ARIMA, 상태공간 모형 등과 더불어 신경망 모형에 대한 연구가 이루어져 왔다. 비선형 예측에 장점을 가진 신경망 모형도 사상이 복잡한 경우 학습이 제대로 이루어지지 않거나 수렴이 되지 않는 경우 시간지연 (Time-lag) 현상이 생기며 잘못된 예측 결과를 유발할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 보다 정확한 실시간 수문량 예측을 위해 사용되는 입력 자료 및 모형의 구조 변형에 따른 결과를 검토하고자 한다.

2. 실시간 예측 신경망의 구성

2.1 실시간 예측 신경망 모형의 구성

입력1과 입력2는 같은 성격을 가진 입력자료이며 입력3은 다른 성격을 가진 자료라 할 때 일반적으로 사용하는 신경망 모형은 그림 1과 같이 입력자료를 모두 같은 형태로 인식하고 입력 위치를 고려하여 학습을 하도록 되어있다. 그림 2는 성격이 다른 입력자료를 구분하고 은닉층의 노드를 분할하여 연결함으로써 입력자료가 해당하는 은닉층에만 영향을 미치는 Module형 신경망 모형을 보여주고 있다.

Module형 신경망 모형은 구성에 따라서 예측 자료와 동일한 종류의 자료만으로 시계열 형태의 장단기 예측이 가능하며, 예측 자료에 영향을 미치는 다른 시계열 자료를 이용한 인과 모형 형태의 구성에 따른 예측에 적용할 수도 있을 뿐만아니라 특히 시계열 자료와 더불어 성격이 전혀 다른 시간 및 공간 등 정성적 자료를 이용한 예측도 가능한 장점을 가지고 있는 다기능적인 모형이라 할 수 있다. 일반적인 신경망 모형은 바로 전 연결강도의 변화량을 고려하는 모멘토법을 사용한 BP 알고리즘을, Module형 신경망 모형은 최소값 주위에서 학습률을 줄여가는 적응학습률이 적용된 BP 알고리즘을 적용하였다.

* 정회원, 충북대학교 공과대학 교수

** 정회원, 충북대학교 대학원 토목공학과 박사과정

*** 정회원, 충청대학 토목과 교수

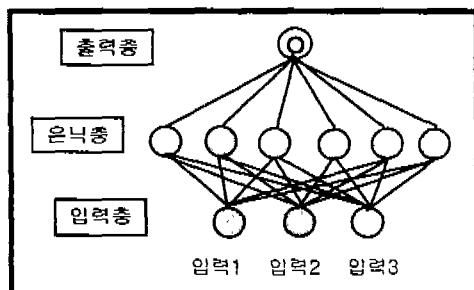


그림 1. 일반적인 신경망 모형

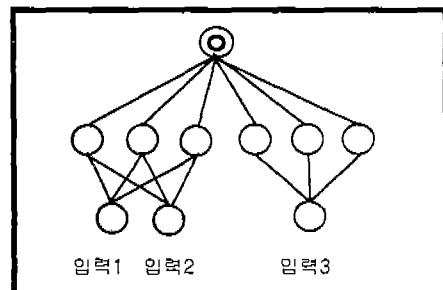


그림 2. Module형 신경망 모형

2.2 시스템 구성

취득자료의 종류에 따라 강우와 유량의 data set에 현재까지의 자료를 입력하고 예측 모형에 의한 예측값도 같이 저장을 한다. 저장된 예측값은 예측시기가 되어 취득되어진 실측 자료와 비교·분석하여 모형을 평가하며 재학습의 여부를 판단한 후 신경망 모형의 연결강도 갱신에 이용된다. 유량 예측에 대한 시스템의 진행과정을 그림 3에 나타내었다.

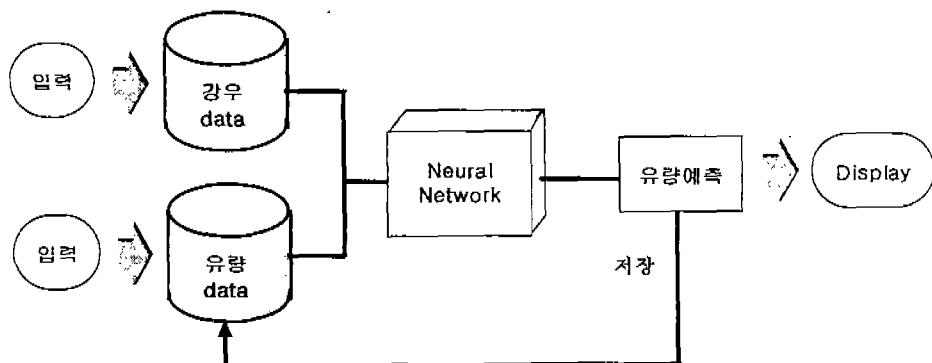


그림 3. 유량 예측 시스템의 진행과정

3. 적용

3.1 대상유역 및 자료

본 연구의 대상유역은 국제수문개발계획(IHP)의 대표유역인 보청천 유역을 선정하였으며 총 유역면적 482.60km², 유로연장은 53.9km이며 12개의 강우관측소와 5개의 수위표 지점이 위치하고 있다. 특히 5개 수위표 지점 중 하류부의 기대치점을 중심으로 강우-유출 관계를 보의하였으며 1996년~1999년까지의 강우-유출 사상을 학습자료로 사용하고 학습하지 않은 1999년 강우-유출 사상을 검증자료로 사용하였다. 분석을 위한 통계지표로 RMSE, NRMSE, CC를 사용하였으며 표 1에 나타내었다.

3.2 신경망 모형의 최적화

1) 최적화의 필요성 및 방법

예측 성능을 높이기 위해서 신경망 모형의 경우 적합한 자료를 취득하여 학습하는 것은 매우 중요하며 자료들 중에서 가장 영향을 미치는 대표적인 인자를 추출하여 입력 자료로서 형태를 구

표 1. 분석을 위한 통계지표

Item	(RMSE)	(NRMSE)	(CC)
Relation Equation	$\left\{ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2 \right\}^{\frac{1}{2}}$	$\frac{\left\{ \sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2 \right\}^{\frac{1}{2}}}{\left(\sum_{j=1}^n X_j^2 \right)^{\frac{1}{2}}}$	$\sum_{i=1}^n \left(\frac{X_i - \bar{X}}{\sigma_x} \right) \left(\frac{Y_i - \bar{Y}}{\sigma_y} \right)$

여기서 X_i 는 실측치, \bar{X} 는 실측치의 평균, Y_i 는 계산치, \bar{Y} 는 계산치 평균.

성하는 일은 모형의 우수성을 좌우한다. 또한 은닉층 노드수, 학습회수, 학습자료 및 검증자료 범위 등의 매개변수 최적화가 이루어져야 하며 실시간 예측을 위한 현장 적용시 모형의 Update에 대한 허용오차 기준설정 및 허용오차 산정과정이 첨부되어야 한다.

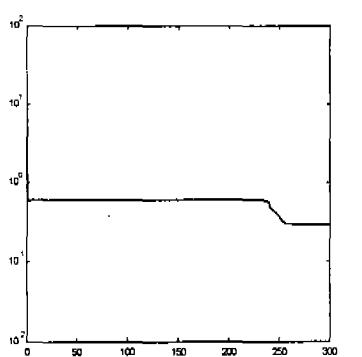
2) 최적화된 예측 신경망 모형

강우 및 유량 예측을 위해 일반적으로 널리 알려진 기존의 BPNN(Back-Propagation Neural Network)모형과 구조적인 변형을 진행한 MNN(Module Neural Network)신경망 모형을 적용하였으며 두 모형의 성능을 비교하였다.

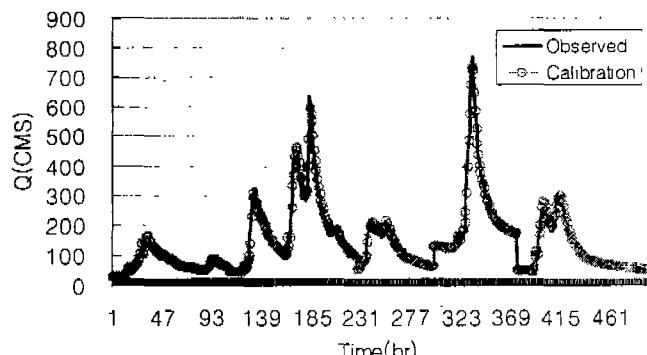
두 신경망 모형을 최적화하기 위한 매개변수 및 구성 형태에 변화를 주어 학습하였으며 유량 예측시 실시간 모의를 위해 선정된 입력자료의 형태와 구성을 표 2에 나타내었다.

표 2. 신경망 모형의 입력자료 및 구성 형태

모형구분	입력1	입력2	입력3	출력	입력 노드 (layer)	은닉층 노드 (layer)	출력 노드 (layer)	학습회수
BPNN	기대지점 유량(t)	이평지점 유량(t)	기대지점 면적강우(t)	기대지점 유량(t+n)	3	6	1	500
								1000
MNN	기대지점 유량(t)	이평지점 유량(t)	기대지점 면적강우(t)	기대지점 유량(t+n)	(3)	(3)	(1)	500
								1000



a) 학습 오차 산정



b) 학습 결과

그림 4. 모형의 최적화 과정

그림 4에 MNN 모형의 최적화 과정 중 학습오차 산정과정 및 학습결과를 나타내었으며 학습상태가 양호한 것을 알 수 있다.

3.3 예측결과

학습하지 않은 1999년 호우사상에 대한 수문곡선 예측을 수행하였으며 1시간, 3시간, 5시간 예측에 대한 BPNN 모형과 MNN 모형의 모의 결과를 비교하여 표 3에 나타내었다. 동일한 자료를 사용하여 수행한 모형별 예측 결과를 보면 MNN 모형이 1시간 예측 뿐만아니라 3시간 5시간 예측의 경우도 BPNN 모형보다 작은 오차를 보여 실측치에 근사하였음을 알 수 있었으며 예측 시간별로는 예측 시간이 길어질수록 자료의 상관성이 저하되어 오차가 증가하는 것을 알 수 있었다.

표 3. 모형별 검증결과

강우사상	예측시간	RMSE		NRMSE		CC	
		BPNN	MNN	BPNN	MNN	BPNN	MNN
1999. 8. 25	1시간	4.05	2.68	0.06	0.04	0.97	0.99
	3시간	6.40	5.13	0.09	0.07	0.95	0.96
	5시간	8.84	7.61	0.13	0.11	0.87	0.91
1999. 9. 22	1시간	39.43	28.59	0.16	0.12	0.96	0.98
	3시간	69.46	57.58	0.29	0.24	0.89	0.92
	5시간	93.27	80.34	0.38	0.33	0.79	0.84

그림 5 ~ 그림 7에 사상별로 비교하여 1시간, 3시간 5시간 유량 예측결과를 도시하였으며 a), c)는 BPNN 모형의 예측결과이고 b), d)는 MNN 모형의 예측결과를 나타내고 있다. 그림에서 알 수 있듯이 MNN 모형이 BPNN 모형에 비해 첨두유량을 잘 산정하였으며 사상에 따라 나타날 수 있는 시간지연 현상이 줄어드는 경향을 보였다.

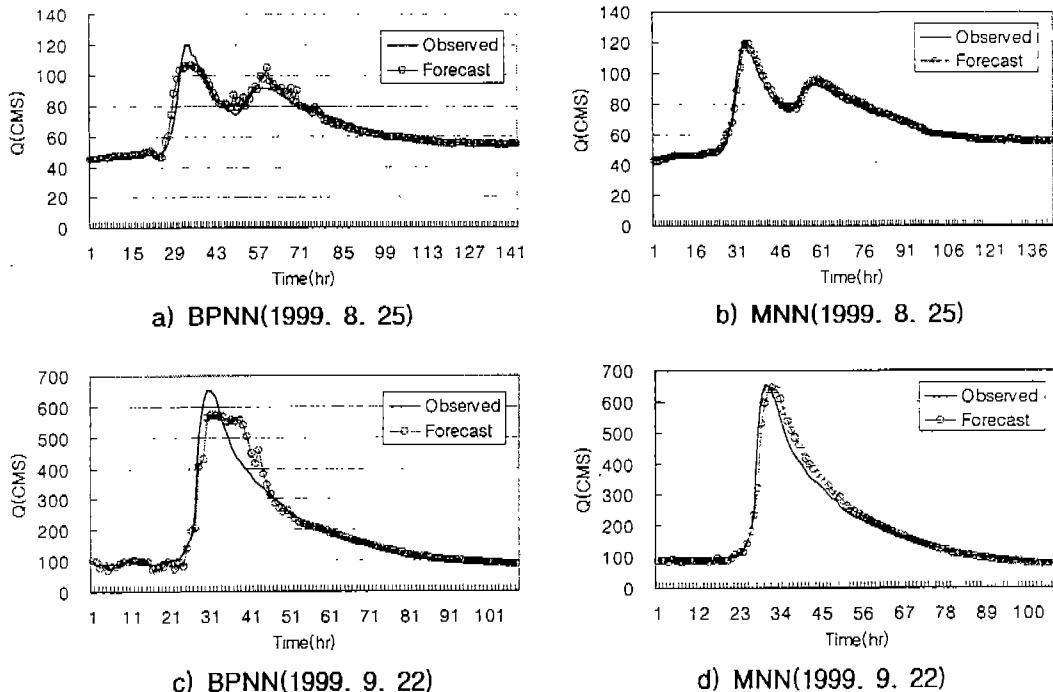


그림 5. 모형별 1시간 예측 결과

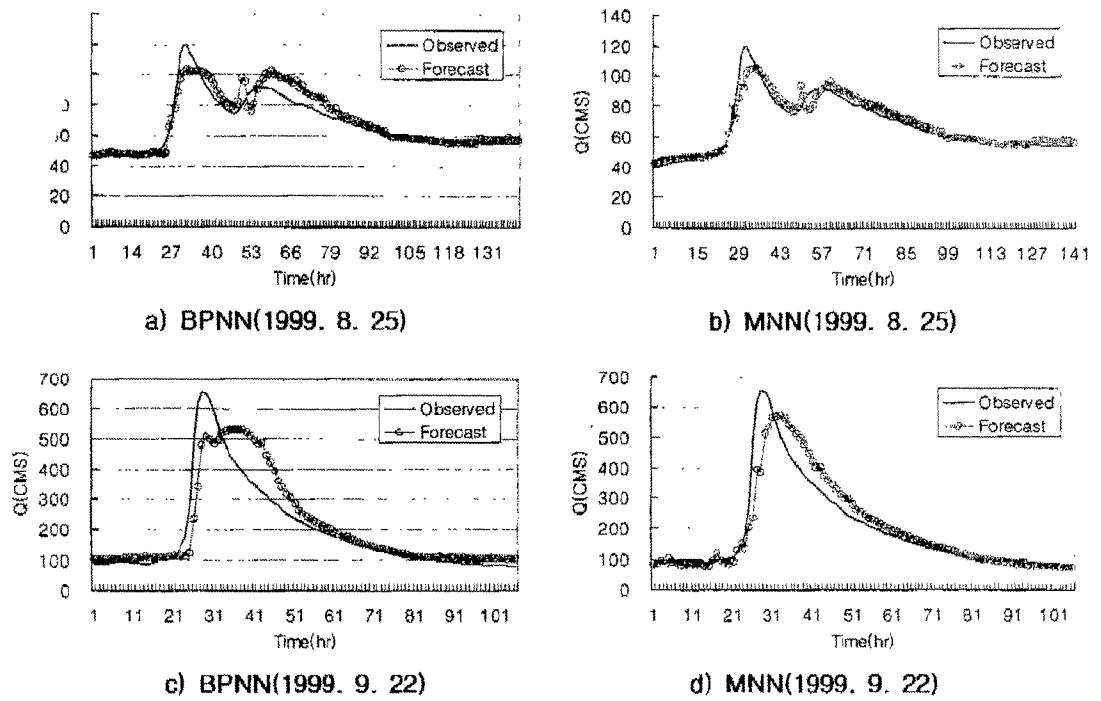


그림 6. 모형별 3시간 예측 결과

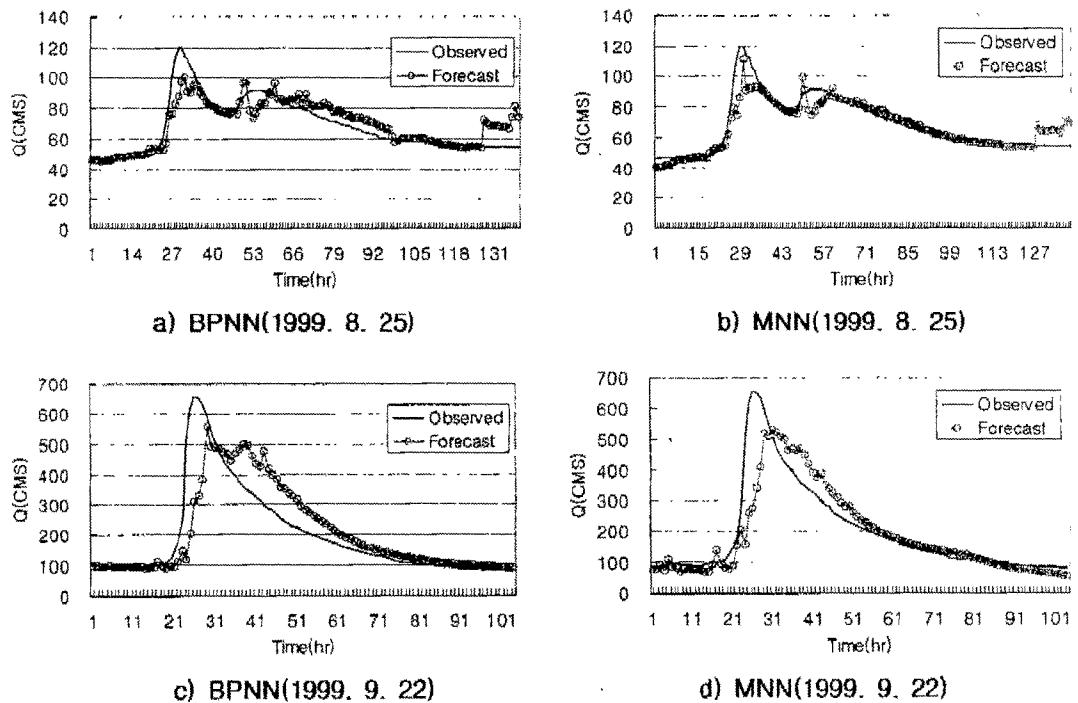


그림 7. 모형별 5시간 예측 결과

4. 결론

성격이 다른 입력자료를 이용한 비선형성 유량 예측에 있어서 Module형 신경망 모형은 일반적인 BP 신경망 모형에 비해 실측치에 근사한 결과를 보였으며 실시간으로 예측을 수행할 경우 시계열 모형에서 발생할 수 있는 시간지연(Time-lag) 현상이 개선된 경향을 보였으나 정확한 예측을 위해서는 입력자료로서 보다 적합한 변수를 고려해야 할 것으로 판단된다.

Module형 신경망 모형은 정성적 자료를 활용하여 다른 시계열 모형과 일반적인 신경망 모형을 적용할 때 수렴이 되지 않아 나타날 수 있는 시간지연 현상을 해결할 수 있을 것으로 판단되며 실시간 예측에 적합한 모형이라고 사료된다.

참고문헌

1. 안상진, 연규방, 연인성 (2000). "신경망 모형을 이용한 수질예측과 시스템 구축." 2000년 공동추계 학술발표회 논문집, pp. 249 ~ 252.
2. 안상진, 연인성, 윤석환, 김진극 (1999). "신경망을 이용한 강우예측." 대한토목학회 학술발표회 논문집, 대한토목학회, pp. 261 ~ 264.
3. 안상진, 전계원, 이재경, 백남대 (2000). "신경망 알고리즘을 이용한 중소유역의 수문곡선 예측." 한국수자원학회 학술발표회 논문집, pp. 209 ~ 214.
4. 오경두, 전병호 (1994). "미계측 중소유역에 유출 시뮬레이션을 위한 신경회로망 모형의 적용." 제36회 수공학연구발표회 논문집, 한국수문학회, pp. 317 ~ 323.
5. 한국도로공사 도로연구소 (2001). 고속도로 통행량 예측시스템 개발 연구보고서.
6. French, M.N., Krajewski, W.F., AND Cuykendall, R.R.(1992). "Rainfall forecasting in space and time using a neural network." *J. of Hydrology*, Vol. 137, pp. 1 ~ 31.
7. Hsu, Kuo-Lin, Gupta, H. V., and Sorooshian, S. (1995). "Artificial Neural Network Modeling of the Rainfall-Runoff Process." *Water Resources Research*, Vol. 3, pp. 2517 ~ 2530.